2М

УДК 681.335:004.891

Т.Л. Мазурок
Одесский национальный политехнический университет, г. Одесса, Украина
mazurok62@mail.ru

Интеллектуализация управления обучением на основе нейро-нечёткой кластеризации

Разработана схема управления обучением, позволяющая на основе нейро-нечёткой кластеризации учесть степень влияния наиболее целесообразных межпредметных связей на формирование рассматриваемой текущей должностной компетенции. Приведены результаты компьютерных экспериментов.

Введение

Актуальность. Рассмотрение процесса обучения, как управляемого процесса, является одной из плодотворных идей повышения его эффективности. Несмотря на многочисленные достижения в данной области, под влиянием интенсивного использования средств информационно-коммуникационных технологий (ИКТ) в обучении повышается необходимость учёта множества дидактических требований, что определяет актуальность разработки эффективных средств автоматизированного управления процессом обучения. В связи с недостаточной степенью формализации основных элементов управляемого обучающего процесса и взаимосвязей между ними, а также в соответствии с основными тенденциями в разработке перспективных интеллектуальных технологий управления представляется актуальным исследование вопросов моделирования и реализации процесса управления обучением на основе использования прогрессивных интеллектуальных технологий.

Целью работы является разработка модели для автоматизированного управления процессом обучения на основе использования интеллектуальных средств в виде нейро-нечёткой кластеризации для определения отклонений от степени достижения компетенций как основы для формирования управляющих воздействий.

Постановка задачи

Совершенствование средств автоматизации управления процессом обучения связано с поиском более прогрессивных методов анализа и проектирования образовательных сред, как сложных систем. Подход к обучению как к управлению был начат [1]. В дальнейшем особый вклад в эту область внесли работы таких известных учёных, как В.М. Глушков, Г.С. Поспелов, А.Г. Ивахненко, К.Д. Жук. Большой вклад внесли также в решение данной проблемы в условиях компьютеризации обучения и связанного с этим применения ИКТ в качестве средства управления обучением Г.А. Атанов, В.И. Гриценко, А.С. Краснопоясовский, А.Ф. Манако, Ю.К. Тодорцев, В.Г. Ходаков, Н.В. Шаронова, И.А. Чмырь. Однако, несмотря на значительные успехи разработок теоретического и практического характера, многие традиционно не формализованные и, следовательно, не учтённые факторы, влияющие на выработку управляющих воздействий, не имеют адекватных средств моделирования и

практической реализации в схемах управления. Возрастание объёмов учебной информации, требования к мобильности формируемых курсов, требования необходимости обеспечения индивидуализации обучения, компетентностный подход в диагностичности целей обучения приводят к следующей постановке задачи управления процессом обучения.

Требуется разработка модели управления последовательностью предъявляемых к изучению с помощью автоматизированных систем обучения или традиционным (бескомпьютерным) способом учебных элементов (УЭ) с учётом степени взаимосвязи между УЭ разных учебных дисциплин таким образом, чтобы каждый очередной УЭ наилучшим образом соответствовал достижению формируемой компетенции как межпредметной структуре с учётом индивидуальных особенностей обучаемого. Научная новизна определяется рассмотрением в схеме управления процессом обучения взаимосвязи между системой межпредметных связей и системой формируемых компетенций, а также применением в качестве инструмента реализации данного подхода средств нечёткой кластеризации набора компетенций. Практическая значимость определяется созданием основы для автоматизированного управления обучением, направленного на достижение регламентированных компетенций по индивидуальной стратегии.

Решение поставленной задачи – модель интеллектуального управления обучением

Для построения модели интеллектуального управления процессом обучения рассмотрим основные элементы с точки зрения кибернетического подхода. Под объектом управления в данной постановке задачи рассматривается модель обучаемого (МО), которая в общем виде представляет собой следующее множество:

$$MO = < S^{э}_{комп}, S^{ф}_{комп}, I, R >, \quad (1)$$

где $S^{э}_{комп}$ – система формируемых компетенций (эталон);

$S^{ф}_{комп}$ – система сформированных на данный момент компетенций (факт) с указанием количественных характеристик степени достижения компетенций на основе контроля;

I – вектор индивидуальных характеристик обучаемого;

R – вектор, характеризующий временные, стоимостные и др. виды ресурсов, которыми располагает обучаемый на данный момент времени.

В качестве управляющего устройства (УУ) предлагается рассматривать блок интеллектуальной поддержки преподавателя. Интеллектуальность управляющего устройства определяется необходимостью генерации индивидуального плана обучения на уровне учебных элементов, гарантированно приводящего к формированию планируемой компетенции. Обусловленная дидактической необходимостью неопределённость не позволяет управлять объектом по заранее составленному алгоритму.

В отличие от традиционно рассматриваемого состояния среды, влияющего на процесс обучения [1], компетентностный подход позволяет отобразить запрос общества через документы, регламентирующие квалификационные требования, в виде набора компетенций $S^{э}_{комп}$, входящих в МО.

В блок интеллектуальной поддержки принятия решения о выборе очередного УЭ поступает информация о целях обучения Z, ресурсах R, информация об индивидуальных особенностях ученика I. Задача состоит в том, чтобы последовательно

сформировать последовательность из УЭ – U, приводящую к поставленной цели обучения Z. Принимая во внимание интегративные тенденции в образовании, а также межпредметный характер компетенций, при выборе УЭ необходимо учесть систему взаимосвязей между УЭ одновременно изучаемых учебных дисциплин, а также их проецирование на систему компетенций. Тогда модель интеллектуального управления обучением в данной постановке с учётом межпредметных взаимосвязей может быть представлена в следующем виде:

$$\left| \; S^{э}_{комп} - S^{\phi}_{комп} \; \right| = F\big(\; Z, R, I, L(u) \; \big) \to \min , \tag{2}$$

где F – структура модели, связывающей параметры МО, управляющего воздействия и оператора $L : U \to S^{\phi}_{комп}$, отображающего элементы системы межпредметных связей на систему фактически достигнутых компетенций. Таким образом, при формировании управляющего воздействия оценивается разность между эталонным (планируемым) значением компетенции и фактически достигаемой при выборе текущего УЭ. Минимальное значение этой разности соответствует оптимальному для данной ситуации управляющему воздействию.

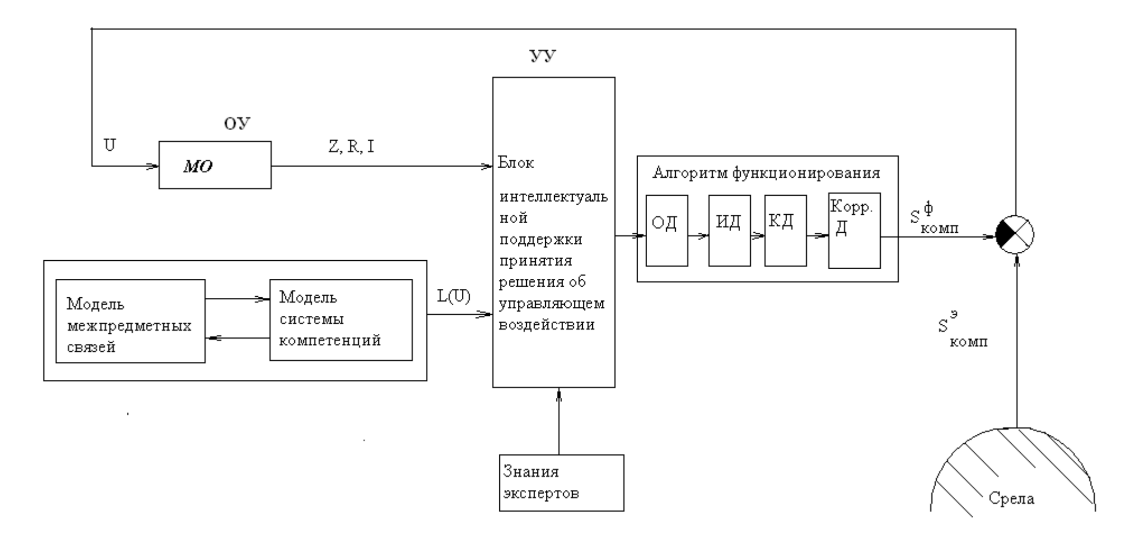


Рисунок 1 – Схема интеллектуального управления обучением

Компетентностная модель межпредметных связей

Модель системы компетенций [2] построена на основе предметно-деятельностного аспекта рассмотрения компетенций, отражающего необходимые профессиональные знания, умения и навыки. Источником профессиональных требований к выпускникам ВУЗов, например, являются стандарты образования в виде образовательно-квалификационных характеристик (ОКХ) и образовательно-профессиональных программ (ОПП).

Требования к компонентам предметно-деятельностной компетенции:

$$S_i = \left\{ S_v \mid v = \overline{1, k_i} \right\}. \tag{3}$$

На основе заданного множества S_i необходимо построить последовательность преобразований:

$$F_{sd}: S_i \to \bigcup_{d=1}^{m} D_d \; ; \; F_{dr} : D_d \to \bigcup_{r=1}^{l} R_r \; ; \; F_{re} : R_r \to \bigcup_{e=1}^{k} E_e \, . \tag{4}$$

Особенностью рассматриваемой иерархической системы является то, что в условиях традиционно сложившегося монопредметного обучения при формировании конкретных компонентов S_i участвуют подмножества множеств D, R, E. Так, для D:

$$D_d = (\bigcup_{j=1}^{m_1} R_j) \bigcup (\bigcup_{j=1}^{m_2} R_j) \bigcup \ldots (\bigcup_{j=1}^{m_d} R_j), \quad (5)$$

причём

$$m_1 \bigcup m_2 \bigcup \ldots \bigcup m_d = m. \quad (6)$$

Аналогично для R:

$$R_r = \left(\bigcup_{j=1}^{l_1} E_j\right) \bigcup \left(\bigcup_{j=1}^{l_2} E_j\right) \bigcup \ldots \left(\bigcup_{j=1}^{l_r} E_j\right), \quad (7)$$

где

$$l_1 \bigcup l_2 \bigcup \ldots \bigcup l_r = l. \quad (8)$$

Однако формирование компетенций представляет собой процесс, основывающийся на углублении интегрированных форм обучения. Одной из наиболее распространённых форм интеграции является система межпредметных связей.

Модель системы межпредметных связей основывается на структурно-параметрическом описании интегрируемых монопредметных учебных дисциплин [3], экспертной информации о взаимосвязях между отдельными элементами указанных структур.

Структурное описание представляет собой иерархическую систему «дисциплина – раздел – УЭ». Однако структурное описание не является исчерпывающим, так как параметры УЭ различны. При параметрическом наполнении моделей необходимо отразить возможные и целесообразные взаимосвязи между УЭ рассматриваемых курсов со ссылками на соответствующие расположения контента. Моделирование наличия, вида, направления межпредметных связей – задача слабо структурированная и плохо формализованная. Однако, используя модель ассоциативного мышления, её реализацию в виде искусственной нейронной сети, можно автоматизировать процесс определения степени интеграции между парами учебных дисциплин, формирующих отдельные компетенции.

Структура связей отражает иерархическую структуру содержания обучения, образуя слои в соответствии с уровнями иерархии. Таким образом, получаем одну многослойную сеть со скрытыми слоями, так как в качестве внешней среды выступают данные, полученные из соответствующих баз знаний монопредметных курсов, в качестве выходных данных – коэффициент интеграции, количественно выражающий степень интеграции дисциплин.

В связи с тем, что формальное описание отношения «взаимосвязь» носит субъективный характер, то целесообразно ввести в модель межпредметных связей набор нечётких правил, с помощью которых работа эксперта – преподавателя, будет максимально приближена к естественному языку. При этом, используя преимущества нейронной сети, достигается повышение объективности полученного управляющего воздействия. Для совместного использования нейронных сетей и нечёткого логического вывода применяется аппарат нечётких нейронных сетей (Fuzzy Neural Networks) [4]. В данном случае слои нейронной сети выполняют функции элементов системы нечёткого вывода. Нечёткие правила имеют вид:

$$\textit{ЕСЛИ} \; "e1 \; \textit{есть} \; \alpha" \; \textit{И} \; "e2 \; \textit{есть} \; \beta" \; \textit{ТО} \; "w \; \textit{есть} \; \varepsilon", \quad (9)$$

где $e1$ и $e2$ – переменные, характеризующие интегрируемую монопредметную область (например, $e1$ = «математика», $e2$ – «прикладная механика»);

α и β – соответствующие значения указанных переменных;

ε – значение лингвистической переменной w, которая описывается с помощью терма «степень взаимосвязи».

Параметры функции принадлежности определяются с помощью известных процедур обучения нейронных сетей. Для использования данной модели наилучшим образом подходит пакет Fuzzy Logic Toolbox системы Matlab, так как он обладает возможностью построения адаптивных нечётких нейронных сетей. Полученные результаты значений функции принадлежности используются на этапе применения нейронной сети в качестве весовых коэффициентов, отражающих степень взаимосвязи между УЭ интегрируемых курсов. В результате обучения, данные для которого подготавливаются экспертами – преподавателями-предметниками, на основе заполнения попарно предъявляемых УЭ, представляют собой значения лингвистической переменной. На этапе использования нейронной сети подключаются нечёткие правила продукций, содержащие информацию о тех УЭ, для которых значения ε известны, что позволяет сократить размерность задачи. Функция принадлежности для данной лингвистической переменной имеет вид Гауссовой функции, является обработкой результатов, полученных от экспертов. В качестве термов были использованы следующие значения: T_ε = {«отсутствует», «скорее всего целесообразна», «определённо целесообразна»}. В результате последовательного применения нейро-нечёткой системы для определения степени интеграции между попарно предъявляемыми учебными дисциплинами, получим вектор степеней интеграции $SI = \{si_1, si_2, \ldots, si_{ns}\}$, в котором $ns = (N^2 - N)/2$, где N – общее количество дисциплин D.

Таким образом, получаем таблицу исходных данных, строки которой представляют собой вектор степеней интеграции. Для реализации управления процессом формирования компетенций на основе межпредметных взаимосвязей представляет интерес разбиение массива исходных данных на неизвестное заранее количество групп S_i, причём, в общем случае, каждая дисциплина может участвовать в формировании нескольких компетенций. Такой тип задач относится к проблематике нечёткой кластеризации [5]. Рассмотрим особенности применения указанного подхода к решаемой проблеме. На рис. 2 показан пример структуры «обученной» нейро-нечёткой сети, с помощью которой по входным переменным – элементам L_1 и L_2 на основе базы нечётких правил определяется вхождение УЭ в интегрированную стратегию обучения, выходом сети является коэффициент интеграции $K_{инт}$ между исходными УЭ – L_1 и L_2. Значения $K_{инт}$ имеют относительный характер, служат для идентификации взаимосвязи между учебными дисциплинами с дидактической точки зрения, являются определяющими при разделении ситуаций – от взаимосвязи до интеграции [6].

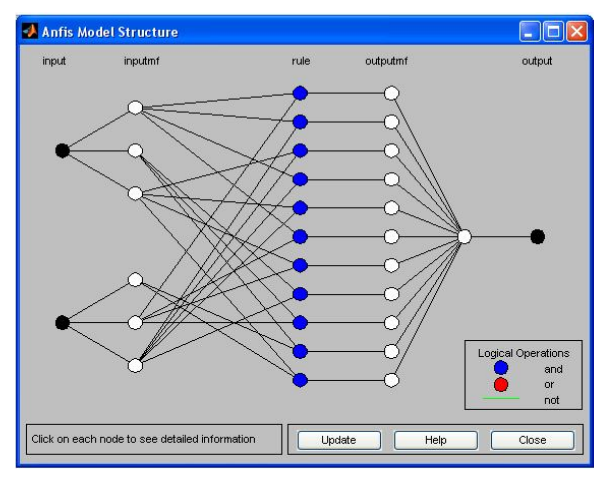


Рисунок 2 – Структура «обученной» нейросети

Нейро-нечёткая кластеризация межпредметных компетенций

Под кластеризацией понимают процесс объединения объектов в группы (кластеры) на основе схожести признаков для объектов одной группы и отличий между группами [5]. Кластеризация может использоваться в условиях почти полного отсутствия информации о законах распределения данных, что соответствует специфике использования данного подхода в задаче анализа компетенций.

Исходной информацией для этапа анализа компетенций в общей схеме управления содержательной стороной обучения является матрица:

$$SI = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \dots & s_{1ns} \\ s_{22} & s_{21} & \dots & s_{2ns} \\ \dots & & & \\ s_{N1} & s_{N2} & \dots & s_{Nns} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

В связи с тем, что указание точного количества формируемых компетенций S затруднено, то наиболее эффективным методом кластеризации является метод горной кластеризации, предложенный Р. Ягером и Д. Филевым [6].

На первом шаге алгоритма необходимо сформировать потенциальные центры кластеров. Для этого производится дискретизация пространства входных признаков. Разбивая диапазон изменения входных признаков $[0;1]$ на 10 интервалов, проводя через точки разбиения прямые, параллельные координатным осям, получаем «решёточный» гиперкуб. Узлы такой решётки соответствуют центрам потенциальных кластеров. Пусть q_r – это количество значений, которые могут принимать центры кластеров по координате r. Тогда количество возможных кластеров определяется на основании формулы:

$$Q = \prod_{r=1,N} t_r. \quad (11)$$

На втором шаге алгоритма рассчитывается потенциал центров кластеров по следующей формуле:

$$P(Z_h) = \sum_{k=1,N} \exp\left(-\alpha \cdot D\left(Z_h, SI_i\right)\right). \quad (12)$$

где Z_h – потенциальный центр кластера h, $h = \overline{1,Q}$;

α – положительная константа;

$D(Z_h, SI_i)$ – расстояние между потенциальным центром кластера и объектом кластеризации в евклидовом пространстве, рассчитывается по формуле:

$$D\left(Z_h, SI_i\right) = \sqrt{\left\| Z_h - SI_i \right\|}. \quad (13)$$

На третьем шаге алгоритма выполняется итерационная процедура перерасчёта потенциалов и выделения центров кластеров до тех пор, пока значение потенциалов превышает порог, установленный на основе эвристических соображений. Применительно к рассматриваемой задаче, окончание итерационной процедуры связано с достижением ориентировочного количества компетенций n.

Синтез нечётких правил для управления системой компетенций осуществляется на основе полученных центров кластеров $V_i = (s_i, y_i)$, $i = \overline{1, c}$, где s_i – степень интеграции, y_i – формируемая данной взаимосвязью между УЭ компетенция. Правила предназначены для связывания входов с выходом. Центру кластера V_i ставится в соответствие нечёткое правило следующего вида:

$$\text{Если } si = \text{"}\textit{около}\text{" } s_i,\ \textit{то}\ \ y = \text{"}\textit{около}\text{" } y_i. \qquad (14)$$

Функции принадлежности этих нечётких термов задаются гауссовскими кривыми. Значения лингвистической переменной соответствуют её термам, являются результатами обработки данных, полученных от экспертов – преподавателей-предметников интегрируемых учебных дисциплин.

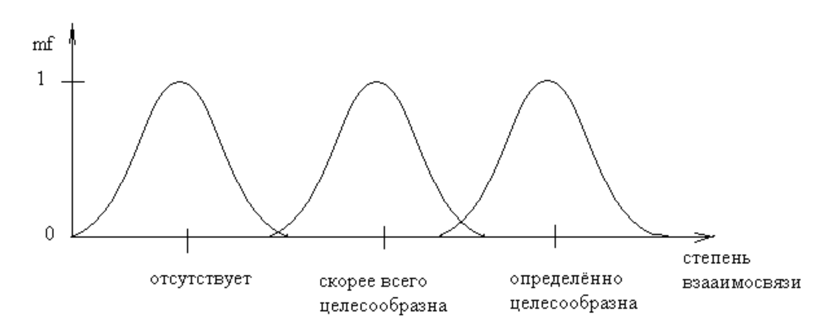


Рисунок 3 – Значения нечётких множеств и их функции принадлежности

Аналогичный вид имеют функции принадлежности лингвистической переменной «степень влияния межпредметной взаимосвязи на формирование компетенции y_i», которая принимает следующие значения: низкая, ниже среднего, средняя, выше средней, высокая. Число нечётких правил определяется числом всех комбинаций множеств предпосылок и заключений [7].

Полученная нечёткая база знаний является основой для интеллектуальной поддержки принятия решений об управляющих воздействиях в автоматизированной обучающей системе с учётом взаимосвязей между степенью интеграции учебных дисциплин и формируемой компетенцией. Предложенный подход реализуется для построения автоматизированной системы управления содержанием в обучающей системе. В качестве инструмента исследования были выбраны нейропакеты NeuroPro и Excel Neural Package. Целью практического исследования было определение вектора степеней интеграции между учебными дисциплинами, которые наиболее существенно влияют на формирование компетенций бакалавров специальности 0925 «Автоматизация и компьютерно-интегрированные технологии». Проверка возможностей указанных пакетов показала, что в качестве модели, учитывающей значимость степени интеграции, не подходят модели количественного характера. Наиболее подходящей оказалась модель в виде совокупности кластеров. Выявление кластеров производилось с помощью пакета Excel Neural Package при использовании самоорганизующейся карты Кохонена. Так, например, для формирования компетенции «разработка автоматической системы регулирования технологическими процессами» наиболее значимым оказалось интегрированное изучение высшей математики и теории автоматического управления (оценка значимости составила 0,798433), электротехники и технических средств автоматизации (оценка значимости составила 0,695227). В процессе кластеризации для рассмотренной компетенции было

выделено три кластера, интерпретация которых позволяет отнести к формирующим факторам степени взаимосвязи таких дисциплин, как высшая математика, физика и прикладная механика. Полученные данные соответствуют мнению экспертов – разработчиков стандарта на образовательно-квалификационную характеристику [8].

Выводы

Предложенный подход к моделированию взаимосвязи между системой интегрированного изучения учебных дисциплин и формируемыми компетенциями позволил на основе использования нечёткой нейронной кластеризации создать основу для автоматизированного управления обучением. Встраивание рассмотренного подхода в общий контур интеллектуального управления позволяет при формировании управляющего воздействия в виде очередного учебного элемента учесть наиболее целесообразные межпредметные связи, с точки зрения их влияния на формируемую заданную компетенцию. К перспективным исследованиям данной проблемы следует отнести реализацию методики нейросетевого анализа компетенций с помощью интеллектуальных агентов.

Литература

1. Растригин Л.А., Эренштейн М.Х. Адаптивное обучение с моделью обучаемого. – Рига: Зинатне, 1988. – 160 с.
2. Мазурок Т.Л. Нейросетевой анализ должностных компетенций // Вестник ХНТУ. – 2008. – № 1 (30). – С. 62-66.
3. Мазурок Т.Л. Ассоциативный подход к моделированию системы межпредметных связей для АОС: Сборник научных трудов четвёртого семинара «Информационные системы и технологии». – Одесса: ОГАХ, 2006. – С. 155-161.
4. Медведев В.С., Потёмкин В.Г. Нейронные сети. Matlab6. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
5. Штовба С.Д. Введение в теорию нечётких множеств и нечёткую логику. – Режим доступа: http://www.library.vstu.edu.ru/ellib/matlab_ru/fuzzylogic/book1.
6. Yager R., Filev D. Essentials of Fuzzy Modeling and Control. – USA: John Willey & Sons, 1984. – 387 p.
7. Сетлак Г. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений. – К.: Логос, 2004. – 251 с.
8. Освітньо-кваліфікаційна характеристика бакалавра напряму підготовки 0925 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології». – К.: МОН України, 2004. – 19 с.

Т.Л. Мазурок

Інтелектуалізація керування навчанням на основі нейро-нечіткої кластеризації

Розроблено схему керування навчанням, що дозволяє на основі нейро-нечіткої кластеризації врахувати ступінь впливу найбільш доцільних міжпредметних зв'язків на формування даної поточної посадової компетенції. Наведено результати комп'ютерних експериментів.

T.L. Mazurok

Intellectual Management of Teaching on the Basis of Fuzzy Neural Clusterization

The chart of management teaching is developed, allowing on the basis of fuzzy neural clusterization to take into account the degree of influencing of the most expedient interdisciplinary connections on forming of the examined current post competency. The results of computer experiments are presented.

Статья поступила в редакцию 10.07.2008.